УДК 62.501

А. В. Медведев

ТЕОРИЯ НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ. МОДЕЛИРОВАНИЕ

Рассматриваются некоторые вопросы моделирования дискретно-непрерывных процессов. Приводятся краткие сведения о моделировании стохастических процессов в рамках параметрической теории идентификации. Основной акцент сделан на проблемах моделирования процессов и объектов в условиях непараметрической неопределенности, а также на случае, когда задача идентификации не укладывается в рамки параметрической и непараметрической теории. Приведены новые формулировки задач идентификации.

Ключевые слова: непараметрические оценки, непараметрическая неопределенность, модель, идентификация, дискретно-непрерывные процессы, параметрические модели, априорная информация.

Даже незначительное отступление от истины
в дальнейшем ведет к бесконечным ошибкам.
Демокрит

Теория – в виду практики.
Девиз конгрессов IFAC

Безусловно, проблема моделирования и идентификации надолго останется одной из центральных проблем кибернетики. Мы обратим основное внимание на некоторые особенности различных задач идентификации. Последнее будет обусловлено как различными уровнями априорной информации об исследуемом объекте, процессе [1], так и стремлением максимально приблизиться к реальности [2]. Здесь уместно вспомнить замечательное высказывание П. Л. Чебышева: «Математика пережила два периода. В первом задачи ставились богами (делийская задача об удвоении куба), во втором – полубогами (Б. Паскаль, П. Ферма). Мы вошли в третий период, когда задачи ставит нужда».

По-видимому, одним из первых обративших внимание на уровни априорной информации при формулировке задач идентификации и управления, был А. А. Фельдбаум [3]. В сущности, исследование проблемы идентификации, которое порождает те или иные разделы теории идентификации, методы, модели, в значительной степени обусловлено уровнем априорной информации. А Я. З. Цыпкин прямо говорил: «Априорная информация – это основа для формулировки проблемы оптимальности. Текущая информация – средство решения этой проблемы» [4]. Текущая информация – это результаты измерения всех доступных переменных, определяющих характер и поведение исследуемого процесса.

Отметим одну существенную деталь. Основную роль здесь играют как имеющиеся средства контроля, так и сама технология измерения переменных. Более того, отличие в средствах контроля неизбежно будет приводить к различным постановкам задач идентификации и моделирования даже для процессов одного и того же типа. Важным здесь также является и тип (марка) технологического аппарата (оборудования), в котором протекает интересующий нас процесс. Все это в итоге существенно влияет на разрешение проблемы идентификации и, в частности, на разработку математических моделей конкретных процессов.

Классическая схема задачи идентификации. Приведем достаточно общую схему исследуемого процесса, принятую в теории моделирования и идентификации [5; 6] (рис. 1).

На рис. 1 приняты следующие обозначения: A – неизвестный оператор объекта; $x(t)$ – векторная выходная переменная процесса; $u(t)$ – векторное управляющее воздействие; $\mu(t)$ – вектор входных неуправляемых, но контролируемых воздействий; $\xi(t)$ – векторное случайное воздействие; (t) – непрерывное время; u_t, μ_t, x_t означают измерение $u(t)$, $\mu(t)$, $x(t)$ в дискретное время; h^u, h^μ, h^x – случайные помехи измерений соответствующих переменных процесса. Контроль переменных (x, u, μ) осуществляется через интервал времени Δt, т. е. u_i, μ_i, x_i, здесь $i = \overline{1, s}$ – выборка измерений переменных процесса, s – объем выборки,

Объект, показанный на рис. 1, описывается неизвестным оператором A, т. е.

$$x(t) = A(u(t), \mu(t)\xi(t), t). \tag{1}$$

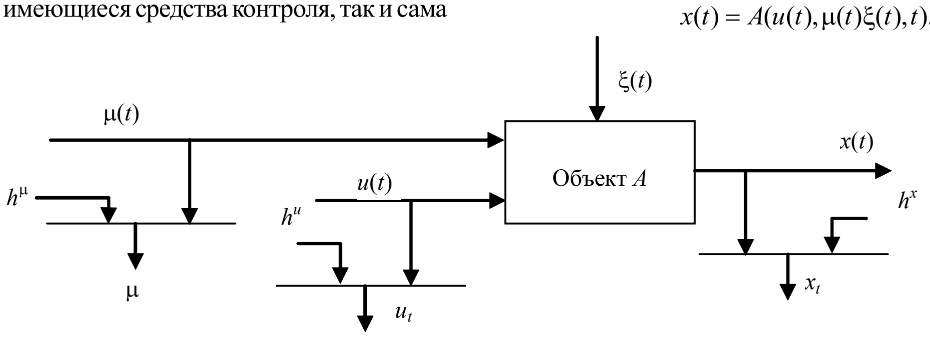

Рис. 1

Ясно, что при исследовании реального процесса класс операторов A должен быть как-то определен. Кроме того необходимы сведения о случайных возмущениях, действующих на объект и при измерении входных–выходных переменных $u(t)$ и $x(t)$. Таким образом, мы располагаем текущей информацией об объекте в виде выборки измерений $\{u_t, \mu_t, x_t, t = \overline{1, s}\}$ или в виде временных векторов $\overrightarrow{u_s} = (u_1, ..., u_t, ..., u_s)$ и $\overrightarrow{\mu_s} = (\mu_1, ..., \mu_t, ..., \mu_s)$, $\overrightarrow{x_s} = (x_1, ..., x_t, ..., x_s)$, а также априорной информацией о нем. Последнее может базироваться на фундаментальных законах, лежащих в основе разнообразных физических, механических, электротехнических, химических, биофизических и других процессов и объектов, или на результатах предшествующих исследований интересующих нас объектов.

Приведем наиболее общую схему многомерного стохастического процесса, часто встречающегося во многих приложениях (рис. 2), где $\omega^i(t)$: $i = 1, 2, ..., k$ – переменные процесса, контролируемые в том числе и по длине объекта.

Отметим существенные отличия выходных переменных $z(t)$, $q(t)$ и $x(t)$, представленных на рис. 2. Выходная переменная $x(t)$ контролируется через интервалы времени Δt, $q(t)$ – через существенно большие интервалы времени ΔT, z – через интервалы времени T ($T >> \Delta T >> \Delta t$) ($\Delta t$, ΔT и T – дискретность, с которой происходят измерения). С практической точки зрения для исследуемого процесса наиболее важным является контроль переменных $z(t)$. Например, выходные переменные $x(t)$ контролируются с помощью различного рода индукционных, емкостных и других датчиков, $q(t)$ – на основе лабораторных анализов, а $z(t)$ – в результате длительного химического анализа, физико-механических испытаний и др. Этим и обусловлено существенное отличие дискретности контроля выходных переменных $x(t)$ и $z(t)$, которое состоит в том, что измеренное значение выхода объекта станет известным только через определенные промежутки времени, чем и объясняется запаздывание в измерениях выходных переменных объекта $x(t)$, $q(t)$ и $z(t)$. В этом случае выходные переменные, как и ранее, зависят от входных переменных и $\omega(t)$ (дополнительной информации), т. е. следующим образом:

$$x(t) = A(u(t), \mu(t), \omega(t), \xi(t), t). \qquad (2)$$

При моделировании подобных процессов, учитывая различную дискретизацию контроля измерений $x(t)$, $q(t)$ и $z(t)$, при прогнозировании $q(t)$ и $z(t)$ естественно использовать весь набор переменных:

$$q(t) = A(u(t), \mu(t), \omega(t), x(t), \xi(t), t), \qquad (3)$$

$$z(t) = A(u(t), \mu(t), \omega(t), x(t), q(t), \xi(t), t). \qquad (4)$$

Поскольку значения ΔT и T намного превышают постоянные времени объекта, то при моделировании придется учитывать, что рассматриваемые процессы относятся к классу статических с запаздыванием, что значительно повышает их роль в задачах идентификации стохастических систем.

Многообразие задач идентификации и моделирования обусловлено различными типами исследуемых процессов (статические или динамические, линейные или нелинейные, с распределенными или сосредоточенными параметрами, стационарные или нестационарные и др.), а также большим разнообразием случайных возмущений, действующих на объект и в каналах связи. Как уже отмечалось выше, существенная роль при формулировке задач моделирования конкретных процессов принадлежит средствам контроля и технологии измерения переменных объекта. В зависимости от объема априорной информации различают задачи идентификации в узком и широком смысле. В настоящее время наиболее полно развита теория идентификации в узком смысле [4; 5]. Достижения в области идентификации в широком смысле значительно более скромные. Вот что пишет Н. С. Райбман в предисловии к русскому изданию книги

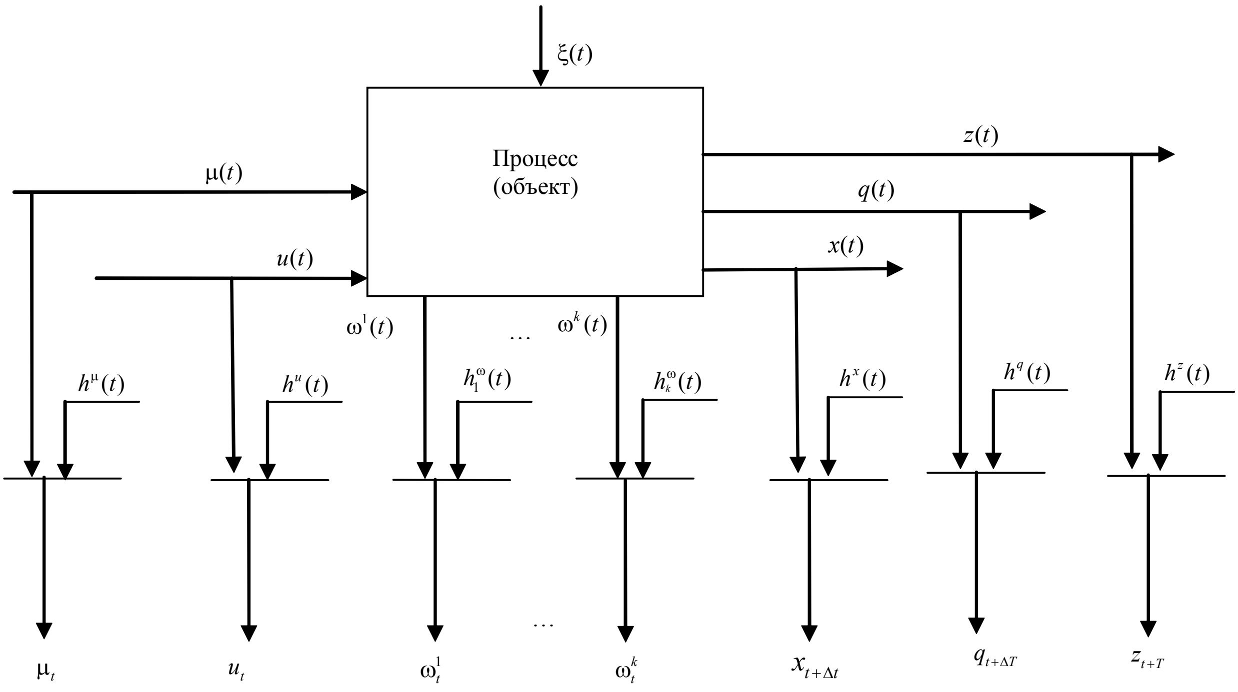

Рис. 2

П. Эйкхоффа «Основы идентификации систем управления»: «Априорная информация об объекте при идентификации в „широком“ смысле отсутствует или очень бедная, поэтому приходится предварительно решать большое число дополнительных задач. К этим задачам относятся: выбор структуры системы и задание класса моделей, оценивание степени стационарности и линейности объекта и действующих переменных, оценивание степени и формы влияния входных переменных на выходные, выбор информативных переменных и др. К настоящему времени накоплен большой опыт решения задач идентификации в „узком смысле“. Методы же решения задач идентификации в „широком“ смысле начали разрабатываться только в последние годы, и здесь результаты значительно скромнее, что в первую очередь можно объяснить чрезвычайной трудностью задачи» [6].

В качестве примера приведем типичный для многих отраслей промышленности процесс измельчения конкретного продукта. Речь пойдет о помоле клинкера в шаровой трехкамерной мельнице сухого помола, схема которой приведена на рис. 3. Клинкером являются гранулы, образовавшиеся в результате обжига сырьевой смеси, измельчение которых приводит к получению цемента.

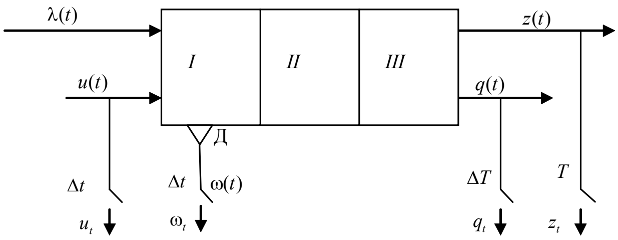

Рис. 3

Мельница сухого помола представляет собой цилиндрический вращающийся барабан, разделенный сеточными перегородками на три камеры, загруженные мелющими телами (в камере *I* достаточно крупные металлические шары, в камере *II* – шары меньшего размера, в камере *III* – цильберс-металлические цилиндры небольшого размера). Клинкер, поступающий в мельницу, измельчается в камерах *I*, *II*, *III* и превращается в цемент. Таким образом, с технологической точки зрения входом мельницы является загрузка клинкера, а выходом – цемент.

Введем следующие обозначения (они совпадают с обозначениями статьи [1]): $\lambda(t)$ – неконтролируемая входная переменная (размалываемость клинкера), $u(t)$ – контролируемая со случайной ошибкой входная переменная (загрузка/количество клинкера); $\omega(t)$ – шум в камере *I*, контролируемый индукционным датчиком Д через интервал Δt, который в системах регулирования используется как выходной сигнал процесса измельчения; $q(t)$ – выход мельницы (тонкость измельчения), измеряемый через интервал времени $\Delta T >> \Delta t$; $z(t)$ – основной показатель качества цемента (активность, прочность цементной балочки при сжатии), контролируемый через $T >> \Delta T >> \Delta t$. Постоянная времени объекта – примерно 5–7 мин; $u(t)$ и $\omega(t)$ в локальных аналоговых системах регулирования контролируются непрерывно, а в цифровых системах регулирования – дискретно через интервал Δt, который может измеряться через несколько секунд. Контроль выходных переменных $q(t)$, $z(t)$ осуществляется в лаборатории по технологии, регламентируемой стандартами, причем $\Delta T = 2$ ч, а $T = 28$ сут. Отметим, что $q(t)$ – технологический показатель собственно процесса измельчения, а $z(t)$ – показатель качества (марки) цемента, который зависит не только от тонкости измельчения $q(t)$, но и от показателей работы предыдущих технологических переделов: приготовления сырьевой смеси, помола, обжига. В частности, переменная $\lambda(t)$, показанная на рис. 1, является важным технологическим показателем размалываемости клинкера, существенно влияющим на процесс измельчения последнего, но она не может быть измерена. Экспертные оценки размалываемости клинкера, конечно, возможны, так же как анализ одной его гранулы средствами петрографии и др., но все они требуют длительного времени, очень трудоемки, не представительны и дают грубые усредненные результаты.

Таким образом, технология контроля переменных, существенно влияющих на процесс измельчения, трудоемка, осуществляется через различные интервалы времени, а получаемые при этом данные сильно зашумлены, что приводит к серьезным трудностям при моделировании подобных процессов. А ведь это сравнительно простой технологический процесс, типичный для многих отраслей промышленности. Наконец, заметим, что этот процесс не укладывается в классическую схему задачи идентификации, представленную на рис. 1.

Анализ описанного выше реального процесса измельчения показывает, что управление объектом ведется не по выходной переменной $q(t)$, доступной для измерения через интервал времени ΔT, а по косвенной переменной $\omega(t)$, которая контролируется непрерывно или через интервал времени Δt. Связь между $q(t)$ и $\omega(t)$ носит стохастический характер и часто оказывается довольно слабой. Попытка управлять переменной $q(t)$ неизбежно приводит к необходимости рассматривать объект как статический с запаздыванием из-за длительности измерения $q(t)$. Впрочем, динамическая система в установившемся режиме может рассматриваться как статическая [3]. Это существенно повышает роль теории идентификации и управления статическими стохастическими системами с запаздыванием, которой уделяется незначительное внимание в монографиях [7; 8] и других публикациях.

Безусловно, при моделировании и управлении процессами измельчения, а также другими подобными процессами, целесообразно использовать сигналы или нечто аналогичное им, но это требует тщательного анализа не только самого объекта, но и средств и технологии контроля всех доступных переменных, а также априорной информации, которая по различным каналам многомерной системы объекта может одновременно соответствовать различным уровням априорной информации. Только такой анализ может привести к адекватной реальному процессу постановке задачи идентификации и управления и содействовать успешному их решению, т. е. построению качественных моделей управления конкретными процессами и объектами. Неучет тех или иных переменных, параметров, характера измерения и контроля, априорной информации, а также некоторая вольность при принятии тех или иных допущений, неизбежных при математической постановке задачи, в конечном счете может привести к негативным последствиям. Все эти вопросы часто обходятся при исследовании проблемы моделирования с теоретической точки зрения. Но при решении прикладных задач, построении моделей конкретных процессов без этого просто нельзя обойтись, ибо «истина ничуть не страдает от того, если кто-либо ее не признает» (И. Ф. Шиллер). Представляется уместным еще раз акцентировать внимание на формулировке проблемы идентификации реального процесса на самой начальной стадии: «…гораздо труднее увидеть проблему, чем найти ее решение. Для первого требуется воображение, а для второго только умение» (Дж. Д. Бернал).

Идентификация в узком и широком смыслах. При моделировании разнообразных дискретно-непрерывных процессов в настоящее время доминирует теория идентификации в узком смысле (параметрическая идентификация). Ее содержание состоит в том, что на первом этапе каким-то образом определяется параметрический класс операторов A, например

$$\tilde{x}_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \mu(t), t, \alpha), \qquad (5)$$

а на втором этапе осуществляется оценка параметров б на основе имеющейся выборки $\{x_t, u_t, \mu_t, t = \overline{1, S}\}$, где s – объем выборки. Успех решения задачи идентификации в этом случае существенно зависит от того, насколько удачно определен оператор (1).

Идентификация в широком смысле (параметрическая идентификация) предполагает отсутствие этапа выбора параметрического класса оператора (1), если, конечно, для этого нет достаточных априорных сведений. Часто оказывается значительно проще определить класс операторов (1) на основе сведений качественного характера, например линейности процесса или типа нелинейности и др. Задача идентификации состоит в оценивании этого оператора на основе выборки $\{x_t, u_t, \mu_t, t = \overline{1, S}\}$ в форме

$$\tilde{x}_S(t) = A_S(u(t), \mu(t), t, \vec{x}_S, \vec{u}_S, \vec{\mu}_S). \qquad (6)$$

Параметрическая идентификация. Идентификация в узком смысле предполагает выбор класса моделей с точностью до параметров (5), с последующей оценкой этих параметров по мере поступления измерений входов-выходов объекта. Как уже отмечалось ранее, методы параметрической идентификации достаточно хорошо развиты [5–9]. Тем не менее обратим внимание на одну особенность, имеющую важное значение при оценивании параметров.

Из соображений простоты рассмотрим статическую систему с двумя входами $u = (u_1, u_2)$ и одним выходом x. Более того, примем в качестве примера простейшую модель в виде $\hat{x} = au_1 + bu_2$. При наличии выборки измерений со случайными помехами входа-выхода $\{x_i, u_1^i, u_2^i, i = \overline{1, s}\}$ легко оценить параметры a и b. Пусть, без нарушения общности, $u_1 \in [0,1], u_2 \in [0,1], x \in [0,1]$, но входные переменные стохастически зависимы, что проиллюстрировано на рис. 4, где $\Omega(u)$ – область существования переменных u_1 и u_2; $\Omega^H(u)$ – область протекания реального процесса [10]. Ясно, что в единичном кубе область $\Omega^H(x,u)$ будет иметь трубчатую структуру и $\Omega^H(u) \subset \Omega(u)$ (рис. 5). Заметим, что области $\Omega(u)$, $\Omega(x,u)$ всегда известны (в нашем случае это единичный куб), а области $\Omega^H(u)$, $\Omega^H(x,u)$ всегда неизвестны. При построении модели процесса $x = (u_1, u_2)$ этот факт необходимо учитывать, так как из-за погрешности измерений или случайных фактов, действующих на процесс, а также при исследовании процесса на модели $\tilde{x}_\alpha(u) = A^\alpha(u, \alpha)$, где $u = (u_1, u_2)$, может случиться так, что $u \notin \Omega^H(u)$. В этом случае оценка (прогноз) x может оказаться величиной физически не реализуемой, т. е. $x \notin \Omega(x)$. В этом легко убедиться, анализируя следующий случай.

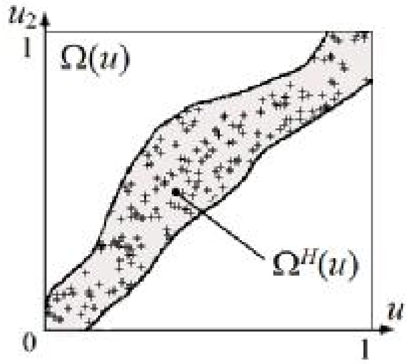

Рис. 4

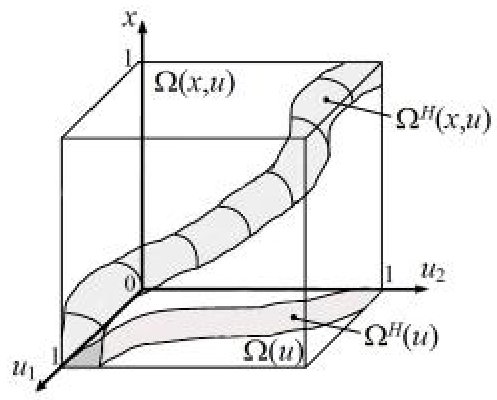

Рис. 5

Пусть из соображений простоты процесс протекает по диагонали куба. Тогда, взяв в качестве модели уравнение плоскости $\hat{x} = au_1 + bu_2$, оценим параметры модели a и b по имеющейся выборке измерений входа-выхода со случайными погрешностями, т. е. по выборке $\{x_i, u_1^i, u_2^i, i = \overline{1, s}\}$. Легко видеть, что оценки параметров a и b, полученные по выборкам измерений, соответствующим различным экспериментам, будут значительно отличаться, хотя квадратичная ошибка $w(a,b)$ прогноза по такой модели будет одинаково мала. Действительно, через прямую в кубе $\Omega(x,u)$, проходящую по его диагонали, можно провести сколько угодно плоскостей. Если представить себе отсутствие помех при измерении входа-выхода процесса, то по выборкам наблюдений в различных экспериментах будут получаться существенно отличающиеся значения параметров модели a и b, но плоскости (они же модели) будут проходить через прямую в пространстве (а это и есть исследуемый процесс). Как показывают вычислительные эксперименты, квадратичная ошибка прогноза линейных моделей в этом случае близка к нулю.

Проиллюстрируем это обстоятельство на рис. 6, где критерий $w(a,b)$ показан в зависимости от значений (a,b), где w_0 – минимальное значение квадратичной ошибки $w(a,b)=\frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s}(x_i-au_1^i-bu_2^i)^2$, т. е. $w_0(a^*,b^*)=\min\limits_{(a,b)} w(a,b)$. Там же показано сечение $w(a,b)$ плоскостями $w=w_1$, $w=w_2$. Из этого следует, что при одной и той же величине ошибки (может быть, вполне удовлетворительной с практической точки зрения) могут получаться существенно отличающиеся оценки параметров a и b. И, как мы уже отмечали, области реального протекания процесса $\Omega^H(u)$, $\Omega^H(x,u)$ всегда неизвестны.

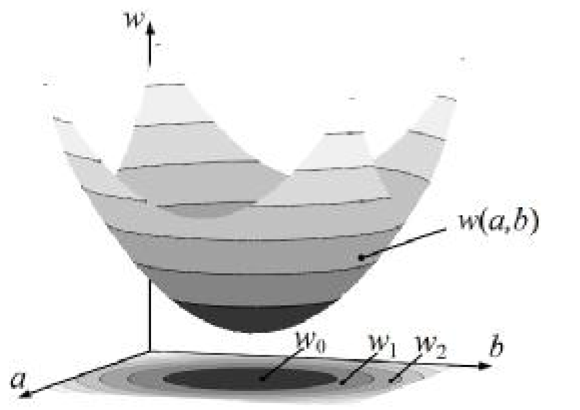

Рис. 6

Параметрическая модель статического процесса, представленного на рис. 1, может быть принята в виде

$$\hat{x}(u,\mu)=F(u,\mu,\alpha), \tag{7}$$

где $F(\cdot)$ – некоторая функция; α – вектор параметров, например

$$\hat{x}(u,\mu)=\sum_{i=1}^{N}\alpha_i\varphi_i(u,\mu), \tag{8}$$

где $\varphi_i, i=\overline{1,N}$ – система линейно-независимых функций $(u,\mu)\in\Omega(u,\mu)$, $(u,\mu,x)\in\Omega(u,\mu,x)$. В случае стохастической зависимости компонент векторов $u\in R^k$, $\mu\in R^n$ исследуемый процесс имеет трубчатую структуру, аналогичную представленной на рис. 5. Тогда параметрическая модель должна быть взята в виде

$$\hat{x}(u,\mu)=F(u,\mu,\alpha)I(u,\mu), \tag{9}$$

где $I(u,\mu)$ – индикатор, такой что

$$I(u,\mu)=\begin{cases}1, \text{ если } (u,\mu)\in\Omega^H(u,\mu)\subset\Omega(u,\mu),\\ 0, \text{ если } (u,\mu)\notin\Omega^H(u,\mu).\end{cases} \tag{10}$$

Ясно, что если $\Omega^H(u,\mu)=\Omega(u,\mu)$, то модель (9) совпадает с общепринятыми моделями (7) и (8).

В качестве оценки индикаторной функции $I(u,\mu)$ может быть принята статистика [11]:

$$I(u,\mu)=\begin{cases}1, \text{ если } \sum\limits_{i=1}^{s}\prod\limits_{j=1}^{k}\Phi\left(\dfrac{u_j-u_j^i}{c_s}\right)\prod\limits_{j=1}^{n}\Phi\left(\dfrac{\mu_i-\mu_j^i}{c_s}\right)>0\\ 0, \text{ если } \sum\limits_{i=1}^{s}\prod\limits_{j=1}^{k}\Phi\left(\dfrac{u_j-u_j^i}{c_s}\right)\prod\limits_{j=1}^{n}\Phi\left(\dfrac{\mu_i-\mu_j^i}{c_s}\right)\le 0,\end{cases} \tag{11}$$

где колоколообразные функции $\Phi(\cdot)$ и параметр размытости c_s удовлетворяют условиям сходимости [11].

Непараметрическая идентификация. Идентификация в условиях непараметрической неопределенности отличается от параметрической отсутствием этапа выбора параметрического класса моделей. В этом случае необходимы только качественные свойства процесса. Так, для статического объекта достаточно требования однозначности характеристики исследуемого процесса. В этом случае его модель имеет следующий вид:

$$x_s(u,\mu)=\frac{\sum\limits_{i=1}^{s}u_i\prod\limits_{j=1}^{k}\Phi\left(\dfrac{u_j-u_j^i}{c_s}\right)\prod\limits_{j=1}^{n}\Phi\left(\dfrac{\mu_j-\mu_j^i}{c_s}\right)}{\sum\limits_{i=1}^{s}\prod\limits_{j=1}^{k}\Phi\left(\dfrac{u_j-u_j^i}{c_s}\right)\prod\limits_{j=1}^{n}\Phi\left(\dfrac{\mu_j-\mu_j^i}{c_s}\right)}. \tag{12}$$

В случае динамического объекта необходимо построить непараметрическую оценку весовой функции системы с последующим восстановлением интеграла Дюамеля. Этот путь предложен в [1; 11]. Рассмотрим далее новый класс моделей.

Комплексные модели дискретно-непрерывных процессов. Проанализируем проблему моделирования процесса, представленного на рис. 2. В эту схему укладываются и процессы с распределенными параметрами. Выделим здесь два существенных фактора: во-первых, относительно некоторых каналов процесса на основе фундаментальных законов физики, механики, электротехники и других могут быть определены классы параметрических моделей; во-вторых, эти процессы протекают в технологических аппаратах, конструкциях, которые также следует учитывать при моделировании. Одним словом, процессы одной и той же природы, но протекающие в объектах различных типов, могут оказаться отличающимися, а следовательно, и их модели будут разными. Таким образом, при моделировании подобных процессов необходимо учитывать оба эти фактора, поскольку они в итоге влияют на характер протекания интересующего нас процесса.

Представим первый блок модели процесса в виде системы параметрических уравнений, описывающих некоторые его связи на основании известных законов, в достаточно общем виде:

$$F_i\left(\begin{array}{l}\mu(t),u(t),\omega(t,l),x(t),\\ \dfrac{\partial\omega(t,l)}{\partial t},\dfrac{\partial^2\omega(t,l)}{\partial t^2},\dfrac{\partial\omega(t,l)}{\partial l},\dfrac{\partial^2\omega(t,l)}{\partial l^2},\alpha_i\end{array}\right)=0, \tag{13}$$

$\alpha_i=0,\ \ i=\overline{1,N_1}$,

где α_i, $i=\overline{1,N_1}$ – вектор параметров; l – координата по длине объекта; F_i, $i=\overline{1,N_1}$ – известные функции. Краевые и начальные условия (13) определяются в каждом конкретном случае.

Второй блок моделей (а это чаще всего статические модели), обусловлен техническими, технологическими, конструктивными особенностям объекта и имеет вид

$$\Psi_j\left(\mu(t),u(t),\omega(t,l),x(t),q(t),z(t)\right)=0,\quad j=\overline{1,N_2}, \tag{14}$$

где функции Ψ_j, $j=\overline{1,N_2}$, могут быть как заданы, т. е. выбраны с точностью до параметров, так и не заданы, при этом будут известны лишь их качественные характеристики.

Уместно заметить, что некоторые функции либо какие-то их компоненты, входящие в (13), (14), могут отсутствовать. Для всех вектор-функций, входящих в (13), (14), введем составные векторы: $\mu^{\langle j\rangle}(t),u^{\langle j\rangle}(t),\omega^{\langle j\rangle}(t,l),x^{\langle j\rangle}(t),q^{\langle j\rangle}(t),z^{\langle j\rangle}(t)$. Это означает, что эти векторы при каждом j, $j=1,N_2$, составлены из некоторых компонент соответствующего вектора, например запись $\mu^{\langle j\rangle}(t)$ говорит о том, что j-й вектор состоит из нескольких (или всех) компонент вектора $\mu(t)$. Тогда модель процесса, представленного на рис. 2 (назовем ее К-моделью), будет иметь вид

$$\begin{cases} F_i\begin{pmatrix}\mu^{\langle i\rangle},u^{\langle i\rangle},\omega^{\langle i\rangle},x^{\langle i\rangle},\dfrac{\partial\omega^{\langle i\rangle}}{\partial t},\\ \dfrac{\partial^2\omega^{\langle i\rangle}}{\partial t^2},\dfrac{\partial\omega^{\langle i\rangle}}{\partial l},\dfrac{\partial^2\omega^{\langle i\rangle}}{\partial l^2},\alpha_i\end{pmatrix}=0,\quad i=\overline{1,N_1},\\ \Psi_i\left(\mu^{\langle i\rangle},u^{\langle i\rangle},\omega^{\langle i\rangle},x^{\langle i\rangle},q^{\langle i\rangle},z^{\langle i\rangle},\beta_j\right)=0,\quad j=\overline{1,n_2},\\ S_j\begin{pmatrix}\mu^{\langle i\rangle},u^{\langle i\rangle},\omega^{\langle i\rangle},x^{\langle i\rangle},q^{\langle i\rangle},z^{\langle i\rangle},\overrightarrow{\mu_s^{\langle j\rangle}},\\ \overrightarrow{u_s^{\langle j\rangle}},\ \overrightarrow{\omega_s^{\langle j\rangle}},\ \overrightarrow{x_s^{\langle j\rangle}},\ \overrightarrow{q_s^{\langle j\rangle}},\ \overrightarrow{z_s^{\langle j\rangle}}\end{pmatrix}=0,\quad j=\overline{n_2+1,N_2},\end{cases} \tag{15}$$

где β_j – вектор параметров, $j=\overline{1,n_2}$; $\Psi_j(\cdot)$, $j=\overline{1,n_2}$, определены с точностью до параметров $\beta_j(\cdot)$; $j=1,n_2$, $S_j(\cdot)$, $j=n_2+1,N_2$ – непараметрические статистики. Из соображений простоты аргументы функций, входящих в (15), опущены.

К-модели имеют достаточно сложную форму, но более точно отражают свойства реально протекающего процесса в том или ином объекте. Они *принципиально* отличаются от общеизвестных моделей тем, что объединяют уравнения, полученные на основе фундаментальных законов процесса, технические, конструктивные особенности объекта и его параметрическую и непараметрическую составляющие *в единое целое*. Упрощение модели дискретно-непрерывного процесса, в том числе распределенного, неизбежно приведет к ухудшению ее качества. Может оказаться, что упрощенные модели, в отличие от (15), уже не пригодны создания систем автоматического управления в силу своей грубости.

Библиографические ссылки

1. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Общий подход // Вестник СибГАУ. 2008. Вып. 3(20). С. 65–69.
2. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Процессы // Вестник СибГАУ. Вып. 3 (29). С. 4–9.
3. Фельдбаум А. А. Основы теории оптимальных автоматических систем. М. : Физматгиз, 1963.
4. Цыпкин Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М. : Наука, 1968.
5. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации. М. : Наука, 1984.
6. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. М. : Мир, 1975.
7. Методы классической и современной теории автоматического управления : в 2 т. Т. 1 : Математические модели, динамические характеристики и анализ систем управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. М. : Изд-во Моск. гос. техн. ун-та им. Н. Э. Баумана, 2004.
8. Методы классической и современной теории автоматического управления : в 2 т. Т. 2 : Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. М. : Изд-во Моск. гос. техн. ун-та им. Н. Э. Баумана, 2004.
9. Льюнг Л. Идентификация систем. М. : Наука, 1991.
10. Медведев А. В. Анализ данных в задаче идентификации // Компьютерный анализ данных моделирования. Т. 2 ; Белорус. гос. ун-т. Минск, 1995. С. 201–206.
11. Медведев А. В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск : Наука. Сиб. отд-ние, 1983.

A. V. Medvedev

THEORY OF NON-PARAMETRIC SYSTEMS. MODELING

Some problems discrete-continuous processes modeling are considered. The brief information about stochastic processes modeling in the frames of parametric theory of identification. The main emphasis is either in the processes and objects modeling in condition of non-parametric uncertainty or in the case when the problem of identification is not in limits of parametric and non-parametric theory. New formulations of identification problems are given.

Keywords: non-parametric estimations, non-parametric uncertainty, model, identification, discrete-continuous processes, parametric models, a priori information.